

基于 ESPRIT 分解算法的短期电力负荷预测

马哲, 舒勤

(四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘要: 电力负荷具有一定的周期相似性, 为此, 提出一种基于子空间旋转矢量不变技术(ESPRIT)的综合负荷预测方法。对电力负荷数据进行移位平移处理构造出满足子空间不变性的数据矩阵, 利用最小二乘法ESPRIT原理进行谐波检测, 提取出各主要频率分量成分。利用K均值聚类法把提取的分量根据频率特点分为不同类型, 之后建立不同预测模型对各部分进行独立负荷预测, 最终得到综合的预测负荷值。ESPRIT算法具有较高的频谱分辨率, 可降低原数据维数, 且综合预测法能针对不同成分有更好的预测。最后仿真也证明了该方法预测的准确性及有效性。
关键词: 频谱分析; 短期负荷预测; 旋转不变矢量技术; K 均值聚类; 最小二乘法

Short term load forecasting based on ESPRIT integrated algorithm

MA Zhe, SHU Qin

(School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: According to the similarity of power load, this paper proposes an integrated load forecasting method based on estimating signal parameter via rotational invariance techniques (ESPRIT). First, the raw data signal is broken up into blocks through a spinning method, and then, it is separated into independent harmonic ingredients by using the least squares ESPRIT algorithm. In addition, before forecasting the power load with different models to get the final integrated forecasting load, we should cluster the ingredients for several categories by K-means clustering. ESPRIT algorithm which has high frequency resolution, is not requested to the synchronized sampling, and it can reduce the dimension data matrix. A better forecast is got by comprehensive forecasting method. Finally, MATLAB simulations indicate that the method is proved to be more stable, accurate and effective.

This work is supported by the Science and Technology Supporting Program Project of Sichuan Province (No. 2012GZ0009).

Key words: frequency spectrum analysis; short term load forecasting; estimating signal parameter via rotational invariance techniques (ESPRIT); K-means clustering; least square method

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2015)07-0090-07

0 引言

电力系统短期负荷预测对电力系统控制、电网安全、经济运行、系统规划、优化调度及电能质量等方面起着十分重要的作用, 是能量管理系统的重要组成部分^[1]。随着电力生产和消费日益市场化, 准确的进行电力系统短期负荷预测可合理地规划地市电网用电的供需平衡, 有效地增强电网运行的安全性及可靠性, 提高电力企业的经济效益和社会效益。因此, 短期负荷预测已成为电力系统中一个重要研究领域^[2]。

电力负荷具有一定的周期性, 受到其他因素如温度、天气、社会等影响, 具有非线性、非平稳性和随机性的特点, 利用单一预测法很难精确地反映负荷的这种特性。基于功率谱分解的负荷预测方法^[3], 对负荷序列进行傅立叶分解, 根据负荷变化周期性的特点, 并按角频率和幅值的大小重构得到所需的分量。但是该算法运算量大^[4], 且实际操作比较复杂, 从而限制了在实际负荷预测中的应用。基于小波分解的负荷预测方法^[5-6], 利用小波分解把负荷序列分解成低频分量和高频分量, 找到各频率分量的规律, 然后对不同的分量使用不同的方法进行预测。但该算法要预先确定小波基函数和分解尺度, 且设置大都依靠预测人员的经验, 所以小波分

解不是一种自适应分解方法。基于经验模式分解(EMD)的负荷分解法^[7], 将负荷分解为若干个固有模态分量, 然后针对不同分量的特性建立不同的模型进行预测。EMD 算法中使用极值包络平均近似局部平均, 不能保证分解分量之间的正交性, 且有时会出现模态混叠现象^[8], 从而影响各模态真实物理意义的分析。

本文提出一种适用于电力系统负荷分解的 ESPRIT^[9-10]分析算法, 从一个全新的角度对电力负荷进行分析, 得到多个独立负荷分量。首先对电力负荷数据进行频谱分析, 之后根据电力负荷周期性变化的特点, 构造满足子空间旋转不变性的数据矩阵, 提取、分离各频率分量成分, 利用 K 均值聚类法, 聚类得到固定不变的日基本负荷分量、负荷趋势分量、负荷规则分量和负荷随机分量。分析各分量的特性及其物理意义, 建立对应的预测模型, 从而提高预测的精度。

1 电力负荷分解

1.1 电力负荷数据频谱分析

本文采用某地区 2013 年的负荷数据进行频谱分析^[11-12], 每 15 min 采集一次数据, 从零点 15 分开始到第二天零点, 一天共 96 个负荷值。通过对大量历史负荷数据的分析可以知道, 除重大节假日外的电力负荷序列都具有较强周期性。为了方便分析本文选择一定长度 R 天共 N 个点的历史负荷来分析该组数据的频谱情况, R 一般选为 7 的整数倍数, 这主要因为人们的工作和生活习惯是以一周为循环。一般来讲, 春秋季节的负荷变化较为平缓, 而盛夏严冬的负荷变化较大, 本文分别选择春季 3 月份和夏季 7 月份的连续三周共 2016 个点的负荷数据进行频谱分析, 如图 1 所示。图 1 中(a)、(b)分别为 3 月份连续三周的负荷时域序列和去均值后的频域序列, 图 1(c)、(d)分别为 7 月份连续三周的负荷时域序列和去均值后的频域序列。

通过观察分析图 1 中各序列, 时域负荷序列均呈现出一定的日周期性, 但日均负荷及总体负荷并不相同; 而频域序列可以看出频谱主要是由一系列离散谱线构成, 对四组数据归一化后的频谱进行能量分析, 选取阈值 $\varepsilon=0.1$, 大于 ε 的所有频率分量能量百分比 $\theta = \frac{\sum_{n=1}^N V^2(n)(V(n) > \varepsilon)}{\sum_{n=1}^N V^2(n)}$, 其中 $V(n)$ 为第 n

个谱线归一化后的幅值。经计算, 每组数据的 θ 均大于 90%, 可知该负荷序列主要由一系列谐波成分组成。由离散傅里叶变换性质, 只考虑正频域部分,

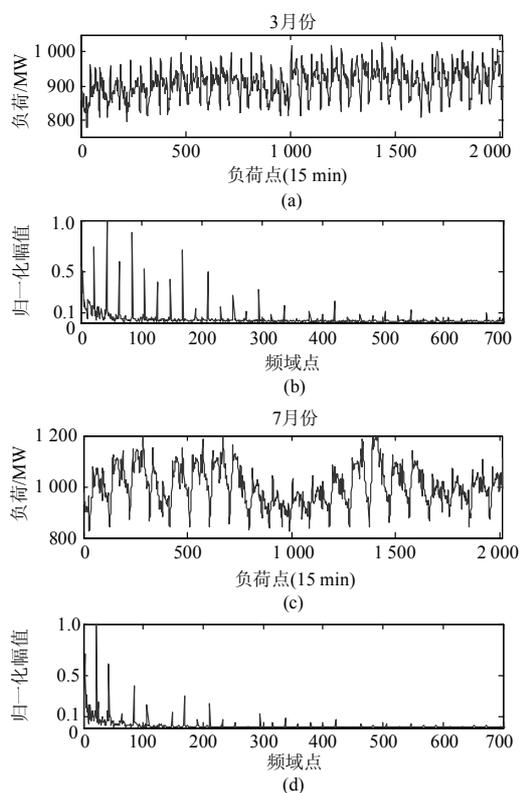


图 1 一周负荷数据时域及其频域波形
Fig. 1 Time and frequency domain with load data of a week

以 M 个点为周期的三角函数对应的频谱为第 $(N/M+1)$ 根谱线位置, 且 M 须整除 N 。频谱上第一根谱线幅值为 0, 表示该组数据已经去均值不包含直流分量, 第二根谱线幅值大概在 0.5 左右, 表示以整个数据序列为周期的频率分量, 第三根谱线表示以二分之一数据序列为周期的频率分量, 第四根谱线表示以三分之一数据序列为周期的频率分量……以此类推, 以一天 24 h 96 个点对应的频谱位置为第 $(N/96+1)$ 根谱线位置。经分析可以知道, 3 月份的负荷数据频域幅值最大的谱线位置对应为 12 h 为周期的频率分量, 而 7 月份的最大的谱线位置对应为 24 h 为周期的频率分量, 但均为日周期的分量, 日周期分量包括 24 h 对应的谱线位置, 12 h 对应的谱线位置, 8 h 对应的谱线位置……即所有以 24 h 相对应频率的整数倍频率分量的集合。经计算可知, 3 月份的日周期分量总能量比重约为 75%, 7 月份的日周期分量总能量比重约为 55%, 这主要是因为 3 月份负荷整体变化较缓慢, 低频部分分量所占能量小, 而 7 月份负荷整体变化较大, 低频部分分量所占能量较大。

通过对大量及更长的负荷数据, 如秋冬季节的

负荷数据, 一个季度或一年的数据进行频谱分析, 其频谱分量呈现出类似的情况, 它们的能量主要分布在低频区以及日周期分量对应的谱线位置, 且归一化后幅值大于 0.1 的频谱分量的能量占总能量的 90% 以上。因而, 电力负荷时间序列数据可由一系列谐波分量组成。

1.2 电力负荷拟合

根据上述频谱分析, 观测到的一个负荷数据信号可由多个独立频率分量构成, 而频谱上不同位置的各分量可看作实际中由不同因素对电力负荷的影响, 因此, 本文通过以下公式对负荷数据进行拟合, 在时刻 n 有

$$x(n) = \sum_{i=1}^p a_i e^{-\beta_i n T_s} \cos(2\pi f_i n T_s + \varphi_i) + w(n) \quad (1)$$

式中: p 为谐波分量的个数; a_i 为第 i 个谐波信号的幅值; φ_i 为第 i 个谐波信号的初始相位; β_i 为第 i 个谐波信号的非负衰减系数, 影响负荷变化趋势; f_i 为第 i 个谐波信号的频率; T_s 为采样周期。假定 $w(n)$ 为零均值、方差为 σ^2 的高斯白噪声过程。

仅用 \cos 函数并不能准确地描述负荷序列中的衰减成分。同时, 考虑到离散傅里叶变换存在的频谱泄漏及栅栏效应, 负荷数据频谱上对应的频率并非是该数据序列的真实频率, 因而准确估计出式(1)中各分量参数, 对负荷预测有着重要意义。而 ESPRIT 算法是现代信号处理中的一种重要方法, 该算法不需要进行同步采样, 减小了算法复杂度, 有效地提高了计算效率, 在谐波检测及恢复领域有着重要应用。

考虑含有加性复高斯白噪声中的 q 个复谐波信号, 类比式(1), 有

$$x(n) = \sum_{i=1}^q a_i e^{j\varphi_i} e^{(-\beta_i + j2\pi f_i)n T_s} + w(n) \quad (2)$$

式中, $q=p/2$, 即一路实谐波信号由两路复谐波信号构成。令 $s_i = a_i e^{j\varphi_i}$, $i=1, 2, \dots, q$, $z_i = e^{(-\beta_i + j2\pi f_i)T_s}$, $i=1, 2, \dots, q$, 则式(2)可写为

$$x(n) = \sum_{i=1}^q s_i z_i^n + w(n) \quad (3)$$

定义如下矢量, 选择 $m > p$, 引入下列向量:

$$\overset{\text{def}}{x}(n) = [x(n), x(n+1), \dots, x(n+m-1)]^T \quad (4)$$

$$\overset{\text{def}}{w}(n) = [w(n), w(n+1), \dots, w(n+m-1)]^T \quad (5)$$

$$\overset{\text{def}}{a}(z_i) = [1, z_i, \dots, z_i^{m-1}]^T \quad (6)$$

$$\overset{\text{def}}{A} = [a(z_1), a(z_2), \dots, a(z_q)] \quad (7)$$

$$\overset{\text{def}}{s} = [s_1, s_2, \dots, s_q]^T \quad (8)$$

把式(3)、式(5)~式(8)代入式(4)得

$$x(n) = A\Phi^n s + w(n) = S(n) + w(n) \quad (9)$$

其中, $S(n) = A\Phi^n s$, $\Phi = \text{diag}(z_1, z_2, \dots, z_p)$ 。

记

$$S(n) = \begin{bmatrix} S_1 \\ \vdots \\ S_p \\ \vdots \\ S_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{第一行} \\ \vdots \\ \text{最后一行} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_p \\ \vdots \\ A_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{第一行} \\ \vdots \\ \text{最后一行} \end{bmatrix} \quad (11)$$

由式(9)、式(10)、式(11), 有

$$A_2 = A_1 \Phi \quad (12)$$

因为谐波频率 f_i 和衰减系数 β_i 完全决定旋转算符 Φ , 从而可根据计算出的旋转算符 Φ 来估计信号中各分量的频率 f_i 和衰减系数 β_i , 且避免了求解自相关矩阵, 算法更快捷。

直接根据采样数据矩阵求解旋转算符 Φ 的算法步骤如下:

(1) 由 N 个采样点组成的采样序列 $x(0), x(1), x(2), \dots, x(N-1)$ 来构造数据矩阵 X 。

$$X = \begin{bmatrix} x(0) & x(1) & \cdots & x(k-1) \\ x(1) & x(2) & \cdots & x(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(m-1) & x(m) & \cdots & x(N-1) \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, $m \geq k \gg p$ 。

(2) 对数据矩阵 X 进行奇异值分解(SVD)。

$$X = U\Sigma V^H = [U_s, U_n] \begin{bmatrix} \Sigma_s & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \Sigma_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_s^H \\ V_n^H \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: 上标 H 表示矩阵共轭转置; U 和 V 分别为 $m \times m$ 维, $k \times k$ 维的酉矩阵; Σ 为 $m \times k$ 维奇异值降序排列的对角矩阵。 U_s 的列向量为 p 个奇异值对应特征向量, 其与 A 张成的信号子空间相同。

(3) 存在可逆矩阵 T , 有

$$A = U_s T, \quad \begin{bmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_p \\ \vdots \\ A_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_1 T \\ U_2 T \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中, U_1, U_2 分别为 U_s 去掉最后一行和第一行的矩阵。存在 $\Psi = T^{-1} \Phi T$, 有 $U_2 = U_1 \Psi$, 且 Ψ 与 Φ 具有相同的特征值。

(4) 可求得矩阵 Ψ 为

$$\Psi = (U_1^H U_1)^{-1} U_1^H U_2 \quad (16)$$

之后求得 Ψ 的特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, p)$, 从而求取谐波信号频率 f_i 和衰减系数 β_i 。

$$f_i = \frac{\text{angle}(\lambda_i)}{2\pi T_s}, \beta_i = -\frac{\ln|\lambda_i|}{T_s} \quad (17)$$

(5) 通过最小二乘法^[13]得到谐波信号的幅值和相位参数。由 N 个采样信号点, 令

$$\lambda = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \lambda_1 & \lambda_2 & \cdots & \lambda_p \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_1^{N-1} & \lambda_2^{N-1} & \cdots & \lambda_p^{N-1} \end{bmatrix},$$

$$X_1 = [x(1) \ x(2) \ \cdots \ x(N-1)]^T,$$

$$\Delta = [\Delta_1 \ \Delta_2 \ \cdots \ \Delta_p]^T,$$

有 $X_1 = \lambda\Delta$, 根据最小二乘法可得

$$\Delta = (\lambda^H \lambda)^{-1} \lambda^H X_1 \quad (18)$$

则可得到各分量的幅值 a_i 及相位 φ_i 为

$$a_i = 2|\Delta_i|, \varphi_i = \text{angle}(\Delta_i) \quad (19)$$

最后, 由于 ESPRIT 算法处理的是复谐波信号, 由欧拉公式, 在得到的各参数中去除负频率对应的部分, 剩余的部分即是采样信号的真实各参数。

2 电力负荷分类预测

本文利用式(1)拟合原始负荷数据, 求解出各不同频率分量参数, 可重构得到一系列谐波信号。为了方便分析, 对重构的信号进行聚类分析^[14-15], 根据频域上各分量所占的能量比重及其不同的物理意义, 将短期电力负荷分为以下几个主要组成部分:

(1) 负荷基本分量: 一段时间内的典型负荷分量, 即每天固定不变的电力负荷, 包括大宗工业用电、商业用电与不受温度和天气影响的住宅用电。该部分由常值分量及日周期分量之和组成, 即日周期分量加上原数据的均值, 为最主要的分量成分。负荷基本分量直接进行周期平移即可得到预测日一天的基本分量部分, 不需要进行预测。

(2) 负荷趋势分量: 一段时间内电力负荷整体的变化趋势(增长或下降), 夏季和冬季趋势比较明显, 主要受到季节气候的影响。该部分主要由参数 β_i 和频率较低的分量聚类得到, 由低频部分所有分量的集合组成。负荷趋势分量可利用 ARIMA 法一步预测下一日一天的趋势分量部分。

(3) 负荷规则分量: 为天气敏感分量, 主要受到天气和温度因素的影响, 也与日类型和人们的生活规律有一定的关系。不同的天气和温度因素影响负荷的方式不同, 一年中的不同时期的天气因素对负荷的影响也不同。该部分主要为提取的所有分量中

去除日周期分量及趋势分量后剩余的中低频率部分的集合。负荷规则分量利用相似日法^[16], 采样“近大远小”, “加权平均”等影响因素来预测下一日的规则分量部分。

(4) 负荷随机分量: 负荷中不可说明的一部分分量, 代表人们用电的随机性, 也是不可预测的一部分分量, 但是这一部分分量所占的比例很小, 由原数据信号中减去负荷基本分量、负荷趋势分量和负荷规则分量后剩下的部分组成, 主要为高频随机分量。负荷随机分量具有随机性, 不可预测, 但却可以给出其波动范围, 根据其统计特性, 在预测结果的基础上, 给出预测负荷的置信区间。

3 实例仿真以及结果分析

3.1 预测步骤

(1) 对负荷序列整体求均值得到常值分量 a_0 , 然后在负荷序列中减去常值分量。

(2) 负荷各谐波分离: 去均值后的序列通过式(15)构造数据矩阵, 利用最小二乘法 ESPRIT 求取该数据序列的各主要谐波参数, 提取的谐波信号占信号总能量的 90%以上即可。

(3) 各分量聚类: 利用 K 均值聚类算法^[17], 对各谐波分量的频谱进行聚类, 分为四大类分量。

(4) 综合预测法: 对不同类型的分量进行不同方法的预测。

(5) 把各部分独立预测的负荷值相加即可得到要预测日整体的负荷情况。

电力负荷分类及预测的流程图如图 2 所示。

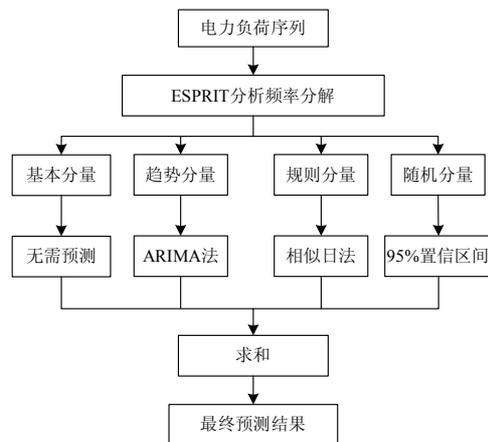


图 2 基于 ESPRIT 法的短期负荷综合预测流程图

Fig. 2 Flowchart of short term load forecasting based on the ESPRIT method

3.2 负荷预测及结果分析

本文选择该地区 2013 年 7 月 31 日至 8 月 20

日共 21 天的历史负荷值, 来预测 8 月 22 日一天的负荷情况。连续 22 天共 2 112 个负荷点的原始数据如图 3 所示。

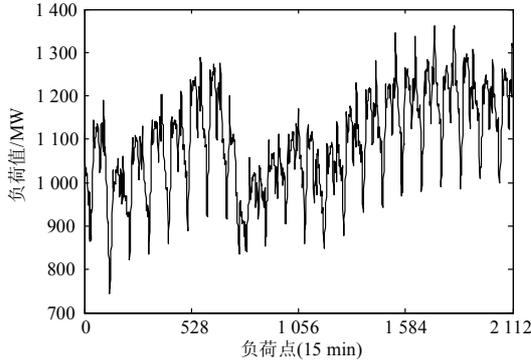


图 3 22 天的负荷数据

Fig. 3 Load data for 22 days

利用本文方法, 对前 21 天的历史负荷数据进行去均值处理, 利用基于最小二乘 ESPRIT 方法对数据信号中各频率分量依次进行提取, 通过 K 均值聚类法, 把得到的各频率分量聚类分为四大类型, 得到的负荷曲线如图 4 所示。图中各提取的分量成分, 从上到下依次为历史负荷数据的负荷基本分量(日周期与常值分量之和)成分, 负荷趋势分量成分, 负荷规则分量成分和负荷随机噪声分量。

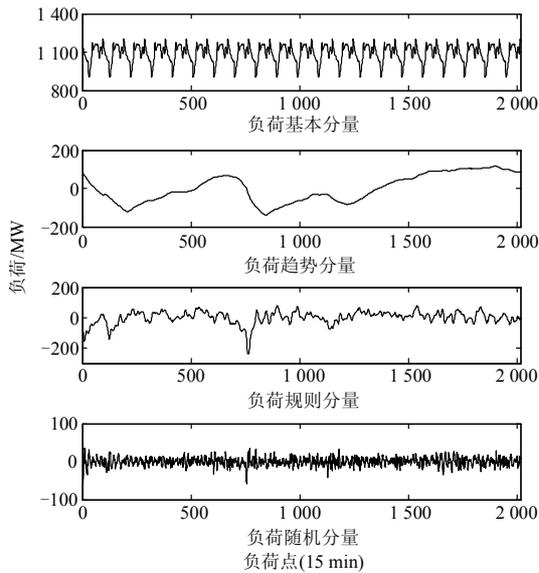


图 4 提取的各分量成分

Fig. 4 Separation results of algorithm

对上述提取出来的分量分别用不同的方法进行预测, 一次直接预测下一天各分量 96 个点的负荷值, 把得到各分量预测值和原始负荷数据的均值相加即可得到要预测日的 96 个负荷值。由于随机白噪

声是不可预测的, 但可对其进行统计分析, 给出一定的置信区间, 得到随机噪声的波动范围, 本文采用置信度为 95% 的置信区间, 从而可以给出预测下一日 96 个负荷值的上界及下界范围, 更符合实际情况。并与时间序列法相比较, 得到的结果如图 5 所示。

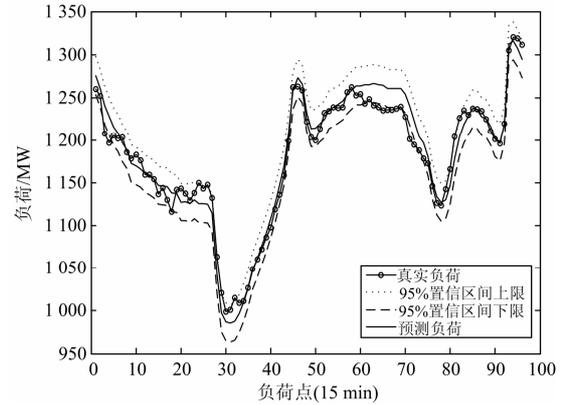


图 5 本文方法预测及其 95% 的置信区间

Fig. 5 The proposed method and 95% confidence interval

通过图 5 可以知道, 真实负荷基本都在置信区间之内。为更加可靠、方便对比, 引入如下一些误差的计算公式。

(1) 平均相对误差(Mean Relative Error):

$$MRE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \quad (20)$$

(2) 均方误差(Mean Square Error):

$$MRE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (21)$$

(3) 最大绝对误差(Max Error)

$$ME = \max \left| \hat{Y}_i - Y_i \right| \quad (22)$$

式中: Y_i 表示第 i 个负荷实际值; \hat{Y}_i 表示第 i 个负荷预测值。

m 代表需要预测的负荷的个数, 本文中是预测一天 96 个点的负荷, 所以 m 为 96。

表 1 中给出了三种方法的均方误差、平均相对误差和最大绝对误差。

表 1 的实验结果表明, 利用 ESPRIT 算法对历史数据进行处理后, 保存了数据中的主频率分量, 即有用的负荷信息。去掉原始数据中能量占用率最小的成分, 也就是次分量, 是噪声或与噪声有关的。提取主要频率分量成份, 之后经过 K 均值聚类法对信号分量进行分类, 利用综合预测法有更好的准确性。本文方法不要求取协方差矩阵, 直接利用原始历史数据构造满足子空间不变性的数据矩阵, 减

少了算法复杂度, 降低了数据的维数。舍弃掉的较小特征值的信息含有随机扰动和噪声, 所以预测的精度有所提高, 从 ARIMA 直接预测的 4.81% 的平均相对误差减少到了 2.22% 的平均相对误差。

表 1 三种方法的均方误差、平均相对误差和最大绝对误差的对比

Table 1 Comparison of mean square error, mean relative error and max absolute error

| | 均方误差 | 平均相对 误差/% | 最大绝对 误差/MW |
|-------|-------|--------------|---------------|
| 时间序列法 | 2 207 | 4.81 | 97.902 5 |
| 相似日法 | 892 | 2.91 | 73.184 3 |
| 本文方法 | 612 | 2.22 | 70.607 4 |

4 结论

电力系统短期负荷预测对电力系统控制、电网安全、优化调度等方面起着十分重要的作用。

从电力负荷自身规律出发, 提出一种全新的基于 ESPRIT 算法分析的电力负荷分解算法, 提取各主要频率分量, 将负荷序列分解得到负荷基本分量、负荷趋势分量、负荷规则分量和负荷随机分量, 并且对各个分量进行了特征分析, 发现各分量的内在特征, 有助于理解电力负荷的构成和对其进行有效的分析。仿真结果表明, 本文算法能有效地对电力负荷进行分解和分析, 较直接进行时间序列法和相似日法时有更好的估计, 该算法所用历史数据较少, 模型计算速度较快, 综合以往各种方法, 有更高的精度。

参考文献

- [1] 廖旋焕, 胡智宏, 马莹莹, 等. 电力系统短期负荷预测方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 147-152.
LIAO Nihuan, HU Zhihong, MA Yingying, et al. Review of the short-term load forecasting methods of electric power system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 147-152.
- [2] 马明, 孙璞玉, 张焰, 等. 电力负荷优化组合及其在城网改造中的应用[J]. 电网与清洁能源, 2014, 30(8): 37-42.
MA Ming, SUN Puyu, ZHANG Yan, et al. Optimal combination of power loads and its application in urban power network renovation[J]. Power System and Clean Energy, 2014, 30(8): 37-42.
- [3] 温锦斌, 王昕, 李立学, 等. 基于频域分解的短期风电负荷预测[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 66-72.
WEN Jinbin, WANG Xin, LI Lixue, et al. Short-term wind power load forecasting based on frequency domain decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 66-72.
- [4] 穆钢, 侯凯元, 杨右虹, 等. 负荷预报中负荷规律性评价方法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(10): 96-101.
MU Gang, HOU Kaiyuan, YANG Youhong, et al. Studies on load regularity evaluating method for load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(10): 96-101.
- [5] 邵能灵, 侯志俭, 李涛, 等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(1): 45-50.
TAI Nengling, HOU Zhijian, LI Tao, et al. New principle based on wavelet transform for power system short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1): 45-50.
- [6] 尹成群, 康丽峰, 李丽, 等. 基于小波变换和混合神经网络的短期负荷预测[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(5): 40-44.
YIN Chengqun, KANG Lifeng, LI Li, et al. Short-term load forecast based on combination of wavelet transform and hybrid neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(5): 40-44.
- [7] 牛东晓, 李媛媛, 乞建勋, 等. 基于经验模式分解与因素影响的负荷分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(16): 96-102.
NIU Dongxiao, LI Yuanyuan, QI Jianxun, et al. A novel approach for load analysis based on empirical mode decomposition and influencing factors[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(16): 96-102.
- [8] 汤宝平, 董绍江, 马靖华. 基于独立分量分析的 EMD 模态混叠消除方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1477-1482.
TANG Baoping, DONG Shaojiang, MA Jinghua. Study on the method for eliminating mode mixing of empirical mode decomposition based on independent component analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1477-1482.
- [9] 牛卢璐. 基于 ESPRIT 的谐波和间谐波参数估计方法[J]. 继电器, 2007, 35(9): 37-40.
NIU Lulu. ESPRIT based method for harmonics and inter-harmonics parameters estimation[J]. Relay, 2007, 35(9): 37-40.

- [10] 程志友, 程晨, 付学敏, 等. 基于共轭-旋转矢量不变技术的谐波检测方法[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 274-279.
CHENG Zhiyou, CHENG Chen, FU Xuemin, et al. Harmonic detection method based on conjugate signal parameters via rotational invariance techniques[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 274-279.
- [11] 康兵, 关向雨, 舒乃秋, 等. 几种时域分析方法在 VFTO 频谱分析中的应用[J]. 高电压技术, 2015, 41(2): 680-686.
KANG Bing, GUAN Xiangyu, SHU Naiqiu. Several time-frequency analysis methods applied in spectral Analysis of VFTO[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(2): 680-686.
- [12] 杜振波, 聂德鑫, 张连星, 等. 基于频域介电谱分析的高压套管绝缘状态评估[J]. 高压电器, 2013, 49(11): 6-11.
DU Zhenbo, NIE Dexin, ZHANG, et al. Lianxing. insulation evaluation of high voltage bushing based on frequency domain spectroscopy Analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(11): 6-11.
- [13] 孟玲玲, 孙常栋, 韩宝如. 基于最小二乘法和独立分量分析的间谐波检测算法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(11): 76-81.
MENG Lingling, SUN Changdong, HAN Baoru. Algorithm for inter-harmonic detection based on least square method and ICA[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(11): 76-81.
- [14] 马小慧, 阳育德, 龚利武. 基于 Kohonen 聚类和 SVM 组合算法电网日最大负荷预测[J]. 电网与清洁能源, 2014, 30(2):7-11.
MA Xiaohui, YANG Yude, GONG Liwu. Forecasting of the daily maximum load based on a combined model of Kohonen clustering and SVM[J]. Power System and Clean Energy, 2014, 30(2): 7-11.
- [15] 汪可, 廖瑞金, 王季宇, 等. 局部放电 UHF 脉冲的视频特征提取与聚类分析[J]. 电工技术学报, 2015, 30(2): 211-219.
WANG Ke, LIAO Ruijin, WANG Jiyu, et al. Time-frequency features extraction and clustering analysis of partial discharge UHF pulses[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(2): 211-219.
- [16] 林辉, 刘晶, 郝志峰, 等. 基于相似日负荷修正的节假日短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(7): 47-51.
LIN Hui, LIU Jing, HAO Zhifeng, et al. Short-term load forecasting for holidays based on the similar days' load modification[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(7): 47-51.
- [17] 杨书俭, 舒勤, 何川. 基于云模型改进的粒子群 K 均值聚类算法[J]. 现代计算机, 2014(10):15-18.
YANG Shuquan, SHU Qin, HE Chuan. K-Means clustering algorithm of improved particle swarm based on cloud model[J]. Modern Computer, 2014, (10): 15-18.

收稿日期: 2014-09-02

作者简介:

马哲(1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统信号检测与处理, 现代信号处理; E-mail: mazhezy@foxmail.com

舒勤(1958-), 男, 博士, 教授, 研究方向为现代信号处理, 智能电网。

(编辑 魏小丽)